



Apprentissage collaboratif de proximité

Lise-Marie Veillon

► To cite this version:

Lise-Marie Veillon. Apprentissage collaboratif de proximité. [Rapport Technique] LIPN. 2015. hal-01166853

HAL Id: hal-01166853

<https://hal.science/hal-01166853>

Submitted on 23 Jun 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Apprentissage collaboratif de proximité

Lise-Marie Veillon

June 23, 2015

Abstract

Nous nous intéressons à l'apprentissage collaboratif dans une société d'agents organisés en réseau. Plus précisément, chaque agent révisé son modèle courant à partir de nouvelles observations (exemples) rendant celui-ci incohérent. Lors d'une révision chaque agent peut bénéficier, à travers des interactions, des observations de ses voisins et mémoriser celles-ci. Du fait qu'un agent ne communique directement qu'avec ses voisins, la vitesse d'apprentissage dépendra des observations disponibles dans son voisinage et des caractéristiques du réseau liant les agents : en effet la structure du réseau influe sur la circulation des observations dans celui-ci lors de ces interactions. La vitesse d'apprentissage dépend également de l'attitude de l'agent vis à vis des modèles qu'il critique : nous considérons ici principalement le cas où un modèle qui n'est plus critiquable par ses voisins est adopté par ceux-ci, mais aussi celui où un agent garde toujours pour modèle courant le modèle qu'il a lui-même révisé en dernier lieu. L'idée générale est de comprendre quelles sont les caractéristiques du réseau qui influent le plus sur le temps nécessaire à la collectivité pour diffuser des informations et construire des modèles cohérents avec ceux-ci.

1 Introduction

Les réseaux sociaux constituent de très grands réseaux recueillant régulièrement de nouvelles informations en tout point du réseau. Le protocole SMILE (Sound Multi-agents Incremental LEarning) [1] est un protocole d'apprentissage collaboratif dans un système multi-agents (SMA) c'est-à-dire une tentative de modélisation par simulation, proche de celle de Ontañón [5], des phénomènes d'apprentissage collaboratif par échange d'observations (faits) et transmission d'hypothèses (théories) dans un réseau social. Dans ce document nous nous intéressons aux caractéristiques principales ou secondaires du réseau influant sur la vitesse d'apprentissage d'une théorie (ici une formule-cible). Plus généralement ce travail se situe dans le cadre de l'étude des phénomènes d'apprentissage dans les réseaux sociaux. Il y a relativement peu de travaux sur ce sujet dont l'épistémologie de réseau de Zollman [4] qui modélise la propagation et la sélection d'hypothèses dans un société plutôt que leur formation. Par ailleurs la propagation d'informations dans les réseaux a été largement étudiée [3] mais pas le lien avec les phénomènes de formation de connaissances.

Dans SMILE les agents possèdent un mécanisme de révision d'une hypothèse couvrant les exemples positifs et rejetant les exemples négatifs d'un concept cible. Chaque agent est autonome et dispose de sa propre mémoire d'exemples et son hypothèse courante. Au fur et à mesure de l'arrivée des exemples les agents doivent maintenir la cohérence de leur hypothèse avec les exemples qu'ils ont reçus personnellement d'une part et ceux de l'ensemble de la communauté d'autre part. Lorsqu'un agent voit son hypothèse actuelle contredite par l'arrivée d'un nouvel exemple, il la révisé puis la confronte à la critique des autres agents. Les réponses sont soit un contre exemple qui va provoquer de nouveau une révision soit une acceptation si l'hypothèse est en accord avec tous les exemples en mémoire. Quand les réponses sont toutes positives, l'agent apprenant partage son hypothèse une dernière fois en indiquant qu'elle est communément acceptée. A cette occasion tous les agents adoptent ou non cette hypothèse, qui devient alors commune. D'autre part, l'apprenant choisit d'oublier ou non les exemples qu'il a reçu de ses voisins. Dans une version ultérieure de SMILE [2] la topologie du réseau n'est pas contrainte. Un mécanisme de propagation des hypothèses à l'ensemble du réseau permet de préserver la cohérence globale du système. Cependant, ce mécanisme est coûteux et dans la présente étude nous évitons d'imposer cette propagation. Nous donnons ci dessous un exemple de révision d'une hypothèse, sans propagation, par un agent SMILE:

Exemple 1

On se place dans un cas de quatre agents alignés où l'objectif est d'apprendre la formule-cible A ou B à partir d'exemples positifs (satisfaisant la formule cible) et négatifs (ne satisfaisant pas la formule cible). L'hypothèse courante d'un agent doit donc couvrir les exemples positifs (e^+) et rejeter les exemples négatifs (e^-) connus par l'agent. Elle est

alors considérée comme cohérente avec ces exemples. Après que l'agent 1 et l'agent 3 aient reçu respectivement les exemples positifs $e_1^+(A \wedge \neg B \wedge C)$ et $e_2^+(A \wedge B \wedge \neg C)$ puis révisé leurs hypothèses en conséquence, l'agent 2 reçoit un exemple positif $e_3^+(\neg A \wedge B \wedge C)$ (figure 1). Il ajoute e_3^+ à sa mémoire d'exemple et constate une contradiction avec son hypothèse courante. A la suite de sa révision il forme l'hypothèse H3 qu'il soumet à la critique de son voisin Agent 1. Celui ci dispose d'un contre exemple e_1^+ non couvert par H3 et l'envoie comme réponse à l'agent 2. A l'issu d'une deuxième révision tenant compte de e_1^+ ajouté en mémoire, Agent 2 propose sa nouvelle hypothèse H4 successivement à Agent 1 et Agent 3 ses voisins qui l'acceptent faute de contre exemple à renvoyer. L'hypothèse H4 étant cohérente avec la mémoire de Agent 2 et ses voisins, il a terminé sa révision globale. Le protocole utilisé comprends l'adoption d'hypothèse mais pas d'oubli. Agent 1 et Agent 3 étant voisins de Agent 2 ils adoptent sa nouvelle hypothèse H4. Agent 2 n'étant pas soumis à oubli, il conserve son exemple externe e_1^+ .

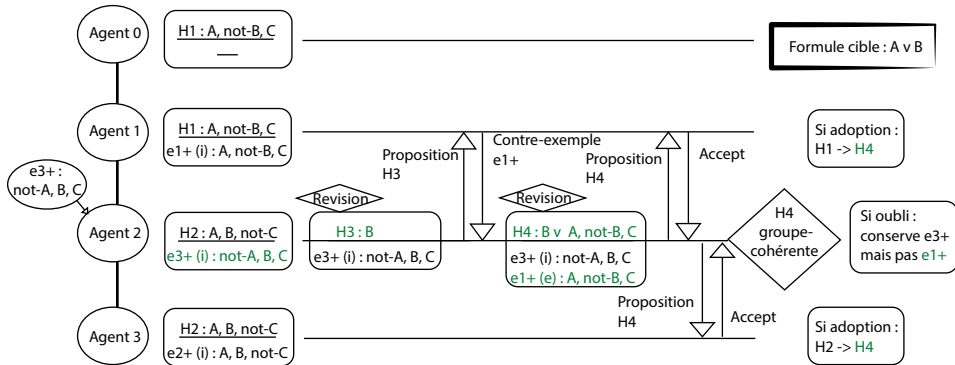


Figure 1: Exemple d'apprentissage collectif local dans un réseau de 4 agents alignés avec adoption et sans oubli. (i) : exemple interne ; (e) : exemple externe

Dans ce document, nous étudions comment la précision de l'apprentissage (probabilité que le modèle soit correcte relativement à une nouvelle observation) varie en fonction des caractéristiques du réseau. Plus précisément, nous examinons la précision de l'apprentissage en fonction du nombre d'observations perçues directement par les agents du SMA. De même, nous examinons les mécanismes de mémorisation des exemples et d'adoption des hypothèses favorisant la précision de l'apprentissage lorsque plusieurs agents révisent simultanément.

2 Conditions expérimentales

2.1 Conditions d'expériences

Afin de mettre en avant les particularités de réseaux qui favorisent plus ou moins l'apprentissage collectif, un certain nombre d'entre eux ont été étudiés. Chaque réseau constitue un graphe de communication dont les agents sont les sommets et les arêtes qui les relient indiquent la possibilité qu'ils ont de communiquer. Les graphes sont fixes dans le temps et non orientés. Cette étude se limite à un nombre constant d'agents de 50 individus. Le problème d'apprentissage choisi, le `multiplexer11`, est une formule booléenne difficile par son morcellement de l'espace des hypothèses possibles et pour laquelle la collectivité se montre particulièrement efficace. L'apprentissage est évalué ici par la justesse moyenne des agents, c'est-à-dire la proportion moyenne d'exemples bien classés dans un ensemble test par les agents. La justesse moyenne donnée résulte de 100 expériences, avec des ensembles d'exemples non bruités différents.

2.2 Graphes utilisés

Au cours des expériences des graphes variés sont utilisés (voir en annexe). Parmi ceux-ci un certain nombre d'arbres réguliers à k fils par nœud nommés `Arb'k`, un graphe régulier circulaire `Reg'n'` construit en reliant chaque sommet aux $n/2$ précédents, un donut, en forme de tore de longueur 10 pour une section de 5 agents en cercle. Les `smallWorlds SmW'd'p'x'` sont générés à partir de graphes réguliers circulaires de degré moyen d pour lesquels toutes les arêtes ont une probabilité x d'avoir été modifiée à l'une de ses extrémités. Les multipôles sont constitués de sommets prioritaires, les pôles, et de sommets secondaires. On distingue trois types d'arêtes dans ce cas, celles reliant les pôles entre eux puis les pôles aux sommets secondaires et enfin les sommets secondaires entre eux. Ces graphes sont construits en reliant les pôles à un plus grand nombre d'autres sommets possibles. Les multipôles relient en premier les pôles entre eux tandis qu'un multipôle dit séparé met la priorité sur leurs liaisons avec les sommets secondaires. Une dernière catégorie de graphes étudiée comprends des réseaux ayant localement une très haute densité. Les `MCluster5'circ/star'` sont constitués de dix cliques de 5 sommets dont une arête a pu être déplacée pour rendre le graphe connexe en forme de cercle ou d'étoile.

3 Exploration de la vitesse d'apprentissage en fonction des caractéristiques des graphes

3.1 Caractéristiques principales

3.1.1 Densité

En premier lieu des graphes similaires de type `smallWorlds` sont sélectionnés pour être comparés. Le premier paramètre permettant la

génération de ces graphes est le degré moyen. Étant donné le nombre fixe d’agents dans cette étude la variation du degré moyen est assimilée à celle de la densité du graphe ($densite = degreMoyen/49$). La figure 2 montre que la vitesse d’apprentissage augmente avec la densité du graphe. La densité peut se comprendre comme la proportion des communications présentes dans ce réseau par rapport au cas complet de la clique. Plus les limitations sont importantes, moins l’apprentissage est efficace. Ce n’est cependant pas le seul critère puisque SmW4p01 et SmW4p05 ont des résultats différents pour une même densité. La reconnexion aléatoire d’un plus grand nombre d’arêtes pour SmW4p05 a notamment l’effet de diminuer le diamètre et la distance moyenne entre deux sommets.

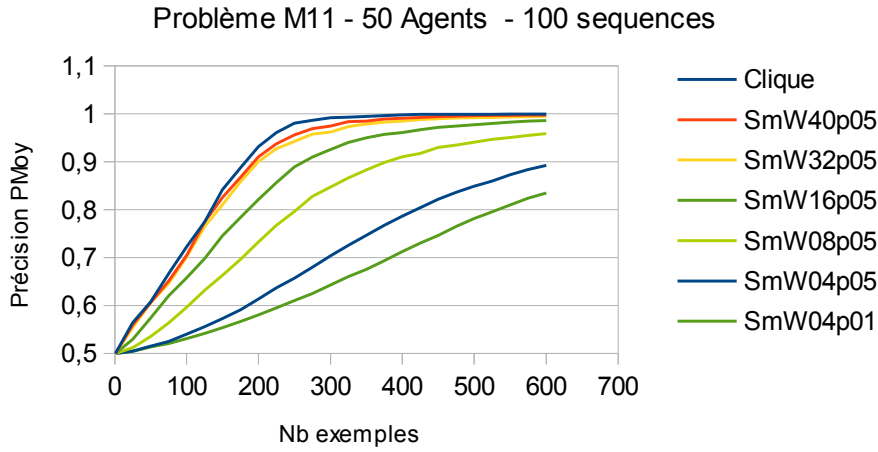


Figure 2: Évolution de la précision moyenne des hypothèses, en fonction du nombre d’exemples d’apprentissage reçus, lorsque les agents ne communiquent qu’avec leurs voisins directs. Structure similaire : Cas des Small-Worlds de degré moyen 4 à 49.

3.1.2 Diamètre et distance moyenne

Afin de confirmer cette tendance, nous comparons un échantillon varié de graphes de degré moyen 4. (figure 3) Les structures privilégiées sont de nouveau celles présentant des distances plus courtes entre sommets. L’apprentissage le plus rapide concerne les graphes multipôles très centralisés (roue, bipole et tripole de diamètre 2) puis les Small-Worlds (SmW04p05) et graphes réguliers (Donut) de faible diamètre suivis des mêmes avec un diamètre plus conséquent (SmW04p01 puis reg4). Viennent ensuite les structures localement denses mais globalement dispersées (MCluster5star/circ) et en dernier des graphes non connexes. La distance moyenne peut se comprendre comme le nombre moyen d’agents devant faire une révision dans le bon ordre pour qu’une information (exemple ou hypothèse) soit accessible par un autre

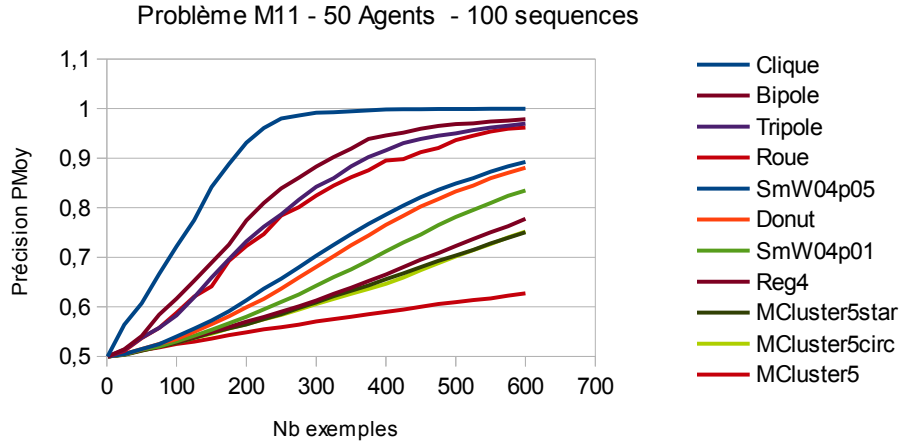


Figure 3: Évolution de la précision moyenne des hypothèses, en fonction du nombre d'exemples d'apprentissage reçus, lorsque les agents ne communiquent qu'avec leurs voisins directs. Densité fixée : Graphes de sommets de degré moyen 4 comparés à la clique

agent. Le diamètre est le nombre d'agents nécessaires dans le pire des cas. Si l'un comme l'autre sont plus courts il est plus probable que les successions de révisions nécessaires à la transmission des informations soient réalisées rapidement. Il faut remarquer cependant que la roue le bipole et le tripole qui ont diamètre, densité et distance moyenne égales, diffèrent par leur vitesse d'apprentissage.

Nous cherchons d'abord à quantifier l'importance des trois critères identifiés dans la partie 3.1.3 avant d'affiner l'étude en généralisant le cas des multipôles dans la partie 3.2.

3.1.3 Importance au cours de l'apprentissage

En regroupant les différents graphes, smallWorlds, arbres et degré moyen 4 il est possible de comparer l'importance relative des trois critères identifiés pour la vitesse d'apprentissage. La distance moyenne et dans une moindre mesure le diamètre gagnent en influence à mesure que l'apprentissage progresse tandis que la densité a un effet plus important dans l'immédiat et son importance diminue pour un nombre plus important d'exemples reçus (tableau 1). Après avoir identifié les trois critères principaux du diamètre du graphe, sa densité et sa distance moyenne, il est intéressant de se pencher sur le cas qu'ils ne permettent pas d'expliquer, les multipôles.

3.2 Caractéristiques secondaires

A densité fixée les multipôles comparés ont également un diamètre et une distance moyenne identique.

| Nb Ex | diamètre | densité | distance moyenne |
|-------|----------|---------|------------------|
| 100 | -0,453 | 0,848 | -0,557 |
| 200 | -0,501 | 0,787 | -0,606 |
| 300 | -0,560 | 0,693 | -0,668 |
| 400 | -0,609 | 0,613 | -0,716 |
| 500 | -0,657 | 0,559 | -0,761 |
| 600 | -0,696 | 0,517 | -0,797 |

Table 1: Corrélacion de la précision moyenne des hypothèses avec le diamètre, la densité et la distance moyenne entre paires de sommets à différentes étapes de l'apprentissage

| nbr pôles | densité | diamètre | dist. moy. | nbr chemins 2 | précision |
|-----------|---------|----------|------------|---------------|-----------|
| 1 | 0,08 | 2 | 1,92 | 2352 | 0,82 |
| 2 | 0,08 | 2 | 1,92 | 4506 | 0,88 |
| 3 | 0,08 | 2 | 1,92 | 3000 | 0,85 |
| 3 | 0,2 | 2 | 1,8 | 6198 | 0,92 |
| 4 | 0,2 | 2 | 1,8 | 7964 | 0,93 |
| 5 | 0,2 | 2 | 1,8 | 9828 | 0,94 |
| 6 | 0,2 | 2 | 1,8 | 8928 | 0,93 |
| 7 | 0,2 | 2 | 1,8 | 7732 | 0,92 |
| 21 | 0,2 | 3 | 2,12 | 1416 | 0,77 |
| 21(sep) | 0,2 | 4 | 2,34 | 4576 | 0,87 |

Table 2: Le nombre de chemins minimaux de longueur 2 est corrélé à la précision moyenne des hypothèses courantes à 300 exemples d'apprentissage, exemple sur trois groupes de multipôles définis par le nombre de pôles et leur densité)

La structure favorisée est celle maximisant le nombre de pôles reliés à tous les autres sommets soit 2 pôles en densité 0,08 et 5 pôles en densité 0,2. Les pôles reliés à tous les sommets sont capable de resynchroniser le système multi-agents, à l'issue d'une de leurs révisions qui prend en compte l'ensemble des exemples du système et tous les agents adoptent une hypothèse commune. En maximisant leur nombre, la fréquence de ces resynchronisations totales augmente. Le critère de distance moyenne explique l'intérêt d'avoir un chemin court pour transmettre des informations mais l'on peut supposer que multiplier les chemins possibles ayant cette même longueur permette encore d'augmenter cette transmission. On appelle chemin minimal de longueur n entre deux sommets tout chemin de longueur n reliant ces deux sommets tel qu'il n'existe aucun chemin de longueur inférieure entre eux. C'est en comptant les chemins minimaux différents de longueur 2 entre deux sommets que s'explique la variation de vitesse d'apprentissage entre les différents multipôles comme le mon-

tre le tableau 2. Pour le cas de densité 0,2 entre 1 et 9 pôles, le coefficient de corrélation entre nombre de chemins de longueur 2 et précision pour un nombre d'exemple d'apprentissage fixé varie entre 0,945 et 0,97. Ce critère de nombre de chemins de longueur minimale 2 reste négligeable devant le critère du nombre de chemins de longueur 1 que représente le nombre d'arêtes soit la densité. La clique par exemple n'a aucun chemin minimal de longueur 2 mais reste la référence d'efficacité d'apprentissage. Ce critère peut cependant expliquer la meilleure précision du 21-pôles-séparés sur le 21-pôles-reliés malgré son léger handicap en diamètre et distances moyenne (tableau 2 troisième partie).

Dans un cadre d'apprentissage où les agents sont organisés en réseau et les communications limitées au voisinage, la densité du graphe a un rôle important sur l'apprentissage global. Cette influence est très marquée sur le début de l'apprentissage et décroît ensuite. Le diamètre du graphe et la distance moyenne entre paires de sommets ont une influence initialement un peu moins importante mais celle-ci augmente avec la progression de l'apprentissage. Pour des graphes dont ces caractéristiques sont similaires, il est possible de gagner en précision en choisissant une organisation multipliant les chemins possibles de longueur minimale pour chaque paire de sommets.

4 Importance relative de l'adoption d'hypothèses et de la mémorisation

Les graphes ne bénéficient pas tous de la même manière de l'adoption d'hypothèse et de la mémorisation d'exemples. L'analyse pour chacun des graphes de leur courbe d'apprentissage dans les quatre situations d'adoption ou non d'hypothèses et mémorisation ou non des exemples externes (figure 4 pour des diamètres courts et figure 5 pour des diamètres plus grands) permet de remarquer plusieurs propriétés : (1) La propagation d'hypothèse est toujours bénéfique sur la vitesse d'apprentissage. (2) Pour des graphes de diamètre 2, il y a très peu d'influence de la mémorisation d'exemples en présence d'adoption d'hypothèses. (3) Pour des diamètres plus grand, la mémorisation d'exemples est plus déterminante à terme que l'adoption d'hypothèses. (4) Le début de la courbe d'apprentissage (100 premiers exemples) est plutôt déterminée par l'adoption d'hypothèse.

Le regroupement des graphes pour chaque situation permet de distinguer ceux qui profitent mieux d'un avantage ou l'autre.

- Sans adoption et avec oubli (figure 7 droite) la tendance naturelle des graphes est d'avoir initialement un apprentissage proportionnel au degré moyen du graphe. Plus ce degré est mal réparti plus une pénalité s'applique au cours de l'apprentissage. MultiP21d02Sep a une bonne répartition des arêtes entre ses sommets et sa courbe s'approche d'une droite tandis que celle de MultiP21d02 est très inégale privilégiant les pôles au dépend des sommets secondaires et bien que le début de l'apprentissage soit

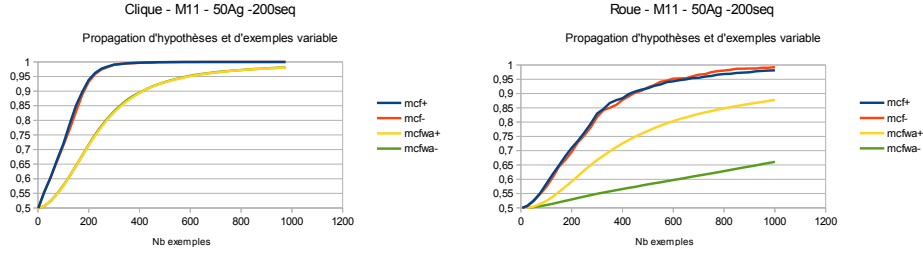


Figure 4: Évolution de la précision moyenne des hypothèses en fonction du nombre d'exemples d'apprentissage reçus ; protocoles avec adoption d'hypothèses (mcf+ et mcf-) ou sans (Mcfwa+ et mcfwa-) avec mémorisation (mcf+ et mcfwa+) ou sans (mcf- et mcfwa-) des exemples externes. Profils de la Clique (gauche) et de la Roue (droite).

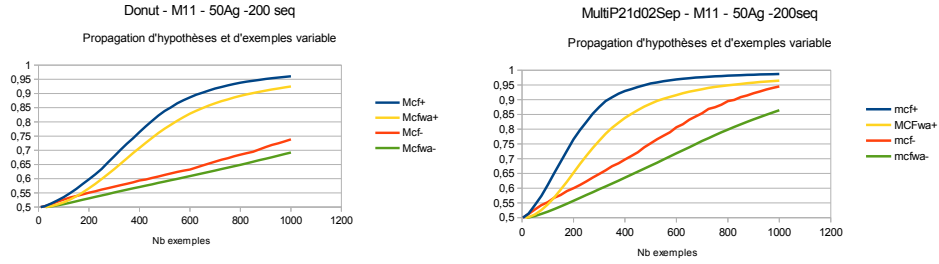


Figure 5: Évolution de la précision moyenne des hypothèses en fonction du nombre d'exemples d'apprentissage reçus ; protocoles avec adoption d'hypothèses (mcf+ et mcf-) ou sans (Mcfwa+ et mcfwa-) avec mémorisation (mcf+ et mcfwa+) ou sans (mcf- et mcfwa-) des exemples externes. Profils du Donut (gauche) et de MultiP21d02Sep (droite).

similaire il est pénalisé à partir de 500 exemples. On remarque la même chose pour l'ensemble des graphes de degré 4 équitablement répartis confrontés à la roue/tripole/bipole plus déséquilibrés. Le dernier groupe similaire comprends le circuit équitable et l'étoile déséquilibrée.

- Les sprinter vs les endurants : L'effet de la mémorisation des exemples sans adoption d'hypothèse (figure 7 gauche) diffère également selon les graphes. Les graphes de faible diamètre organisés en pôles sont très efficaces sur le début de l'apprentissage jusqu'à 200 ex voir 400 ou 500. Les sommets les mieux placés (degré élevé) ont alors très bien appris et la progression moyenne ne dépend plus que de l'apprentissage plus lent des autres sommets. Les graphes de plus grand diamètre conservent une vitesse d'apprentissage constante plus longtemps dépassant ainsi en efficacité la première catégorie. Le MultiP21d02Sep bénéficie des deux effets pour une très bonne performance, diamètre courts

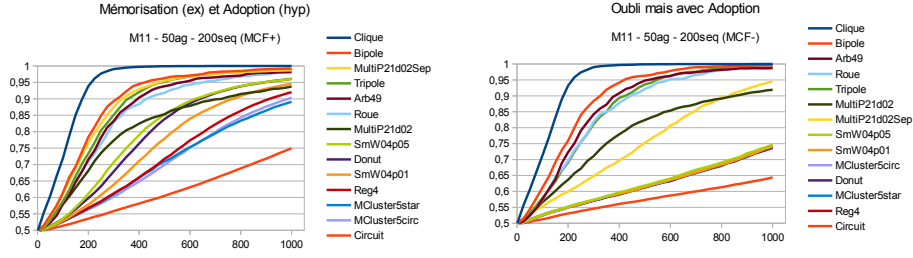


Figure 6: Évolution de la précision moyenne des hypothèses en fonction du nombre d'exemples d'apprentissage reçus ; protocoles avec adoption d'hypothèses et avec(gauche) ou sans(droite) mémorisation des exemples externes

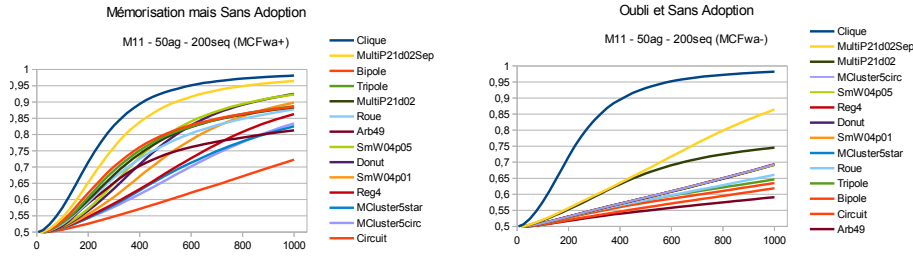


Figure 7: Évolution de la précision moyenne des hypothèses en fonction du nombre d'exemples d'apprentissage reçus ; protocoles sans adoption d'hypothèse, avec(gauche) ou sans(droite) mémorisation des exemples externes

mais bonne répartition et diversité des chemins de communication entre sommets.

- Le cas de l'adoption avec oubli (figure 6 droite) montre à quel point les graphes de faible diamètre bénéficient énormément de l'adoption d'hypothèse. On peut l'expliquer par la présence de resynchronisation totale régulière permettant à tous les agents de repartir d'une hypothèse à jour comme s'il y avait une propagation totale dans le graphe. Pour un diamètre plus conséquent le degré moyen semble être le principal critère déterminant la vitesse d'apprentissage.
- Dans le cas principal avec mémorisation et adoption(figure 7 gauche), on reconnaît en haut les graphes profitant essentiellement de l'adoption (les pôles) et celui gagnant de la mémorisation d'exemples (MultiP21d02Sep).

5 Conclusion

L'apprentissage est favorisé dans les réseaux denses et de faible distance moyenne ainsi qu'une bonne répartition des communications. Il bénéficie de la mémorisation d'exemples et de l'adoption d'hypothèses. Cette étude est préliminaire à une modélisation plus fine mettant en œuvre les stratégies de décision nécessaires aux agents dans le choix de leur hypothèse courante lorsque plusieurs hypothèses cohérentes leurs sont soumises simultanément par d'autres agents (adoption de l'une d'entre elles, construction d'une hypothèse résultante, etc ...). Ces stratégies déterminent au niveau macroscopique la formation de théories, et l'opposition entre celles-ci, dans le réseau.

References

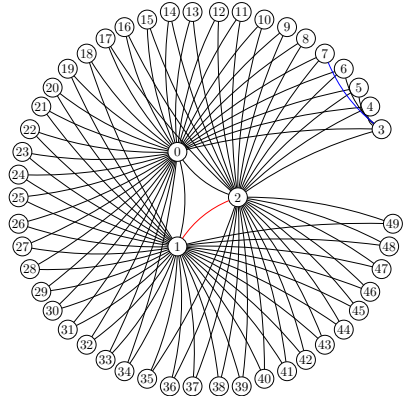
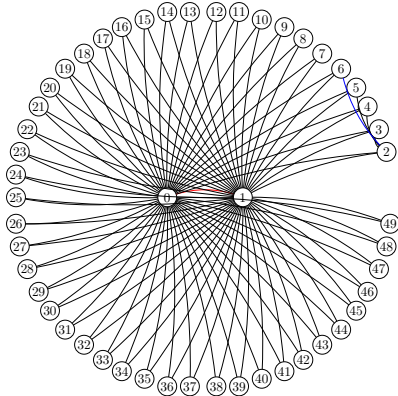
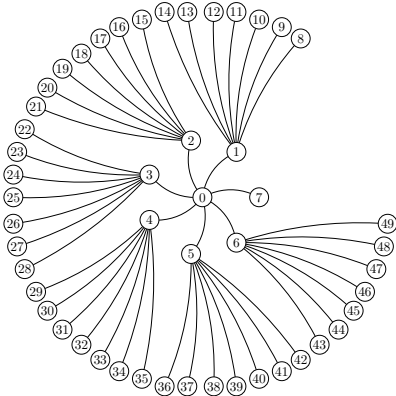
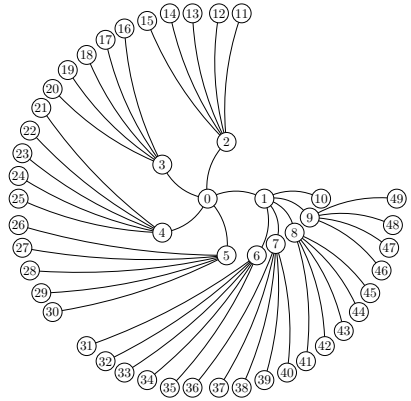
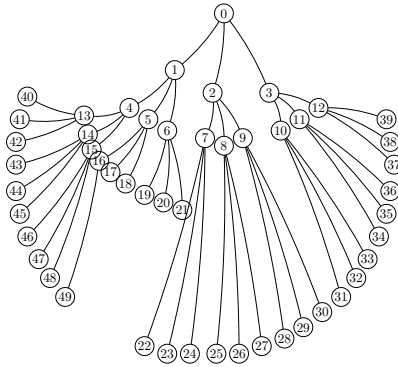
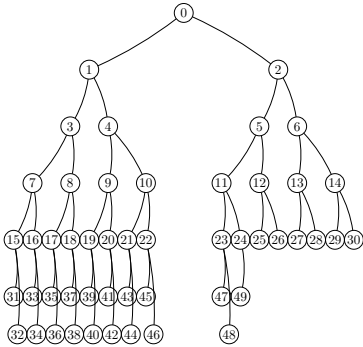
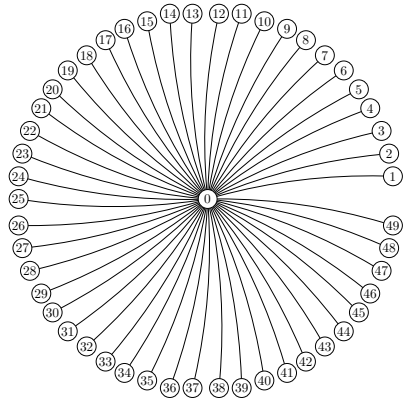
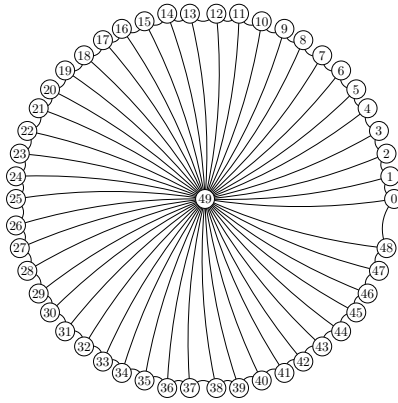
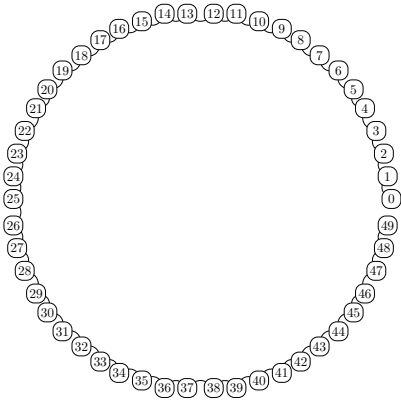
- [1] Gauvain Bourgne, Dominique Bouthinon, Amal El Fallah Seghrouchni, and Henry Soldano. Collaborative concept learning: non individualistic vs individualistic agents. In *IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)*, pages 653–657, Newark, USA, novembre 2009. IEEE Computer Society.
- [2] Gauvain Bourgne, Amal El Fallah Seghrouchni, and Henry Soldano. Learning in a fixed or evolving network of agents. In *ACM-IAT'09*. IEEE, 2009.
- [3] Adrien Guille, Hakim Hacid, Cécile Favre, and Djamel A. Zighed. Information diffusion in online social networks: a survey. *SIGMOD Record*, 42(2):17–28, 2013.
- [4] Kevin J.S. Zollman. *Network Epistemology*. PhD thesis, university of California, Irvine, 2007.
- [5] Santiago Ontañón and Enric Plaza. Multiagent Inductive Learning: an Argumentation-based Approach. In Johannes Fürnkranz and Thorsten Joachims, editors, *ICML*, pages 839–846. Omnipress, 2010.

A graphes de 50 sommets

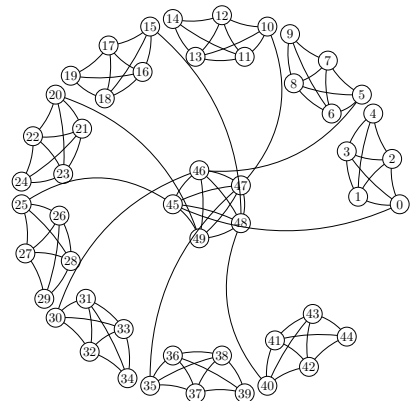
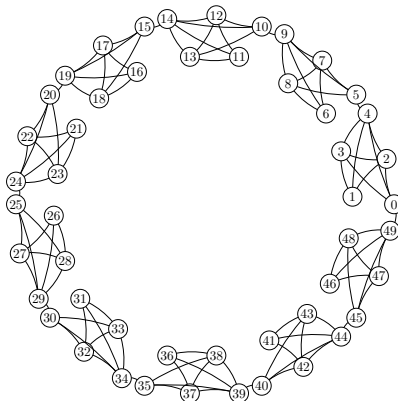
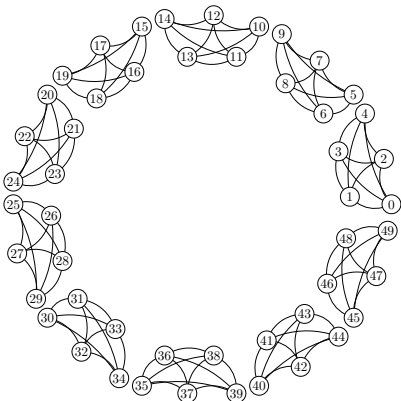
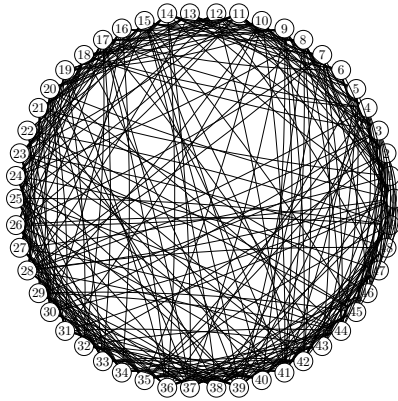
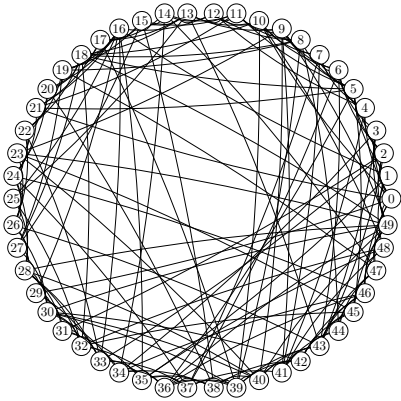
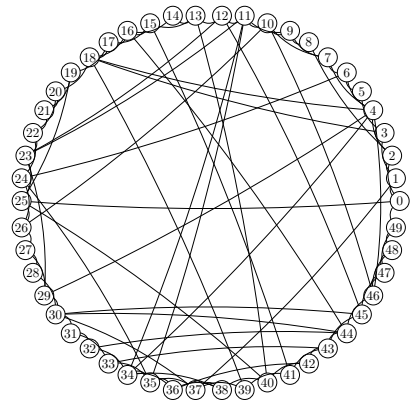
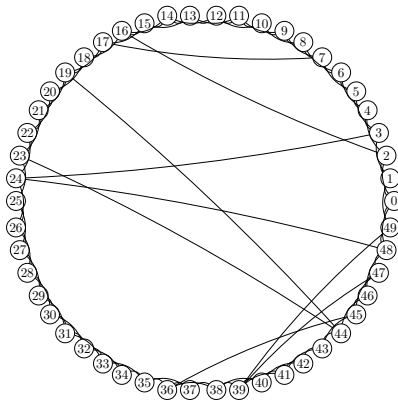
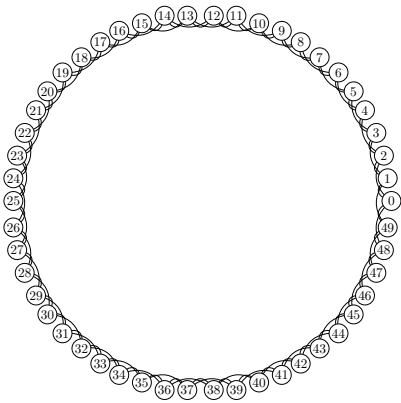
(1ère ligne) Ligne - Roue(Multip1d008) - Étoile(Arb49)

(2ème ligne) Arb2 - Arb3 - Arb5

(3ème ligne) Arb7 - Bipole(Multip2d008) - Tripole(Multip3d008)



Graphes suite :
 (1ère ligne) Reg4 - SmW4p01 - SmW4p05
 (2ème ligne) SmW8p05 - SmW16p05
 (3ème ligne) MCluster5 - MCluster5circ - MCluster5star



Graphes suite :
 (1ère ligne) Donut (dessus) - Donut (coté)
 (2ème ligne) MultiP4d02 - MultiP5d02 - MultiP9d02
 (3ème ligne) MultiP1d02 - MultiP21d02 - MultiP21d02Sep

